7Ф

УДК 004.416.3:004.85

П.І. Федорук, М.В. Пікуляк, М.С. Дутчак
Прикарпатський національний університет ім. Василя Стефаника, Україна
pavlo@pu.if.ua

Інтелектуальний механізм побудови індивідуальної навчальної траєкторії в адаптивних системах дистанційного навчання

У статті описано інтелектуальний механізм побудови індивідуальної навчальної траєкторії в адаптивних системах дистанційного навчання та контролю знань, який базується на моделі, в основі якої лежать елементи теорії графів та квантування знань. Застосування розробленого механізму дає змогу організувати процес навчання відповідно до рівня знань, швидкості проходження, якості засвоєння навчального матеріалу та інших індивідуальних параметрів тих, хто навчається.

Вступ

Під час дистанційного навчання вирішення задачі побудови навчальної адаптивної траєкторії дає змогу не тільки розробити план навчального процесу, а й підвищити якість його проведення та підсилити освітні ефекти від застосування сучасних інформаційних технологій та інноваційних педагогічних програм і методик.

Це створює сприятливі умови для реалізації програмним методом індивідуального підходу до навчання, враховуючи при цьому початковий рівень знань студента та структуру навчального матеріалу.

Переважну кількість навчальних систем, представлених сьогодні на ринку освітніх технологій, можна розподілити на декілька категорій: системи дистанційної освіти (Прометей, Moodle, Atutor, Claroline, OLAT та інші), корпоративні освітні інформаційні системи (КИС УЗ, eLearning Server, Competentum.Instructor, IBM Lotus LearningSpace та інші), адаптивні навчальні системи (AHA!, FLINT, MONAP-II, ELM-ART, CALAT, WITS, Belvedere та інші) [1].

Незважаючи на недоліки та позитивні сторони розроблених систем, успішна реалізація побудови навчальної траєкторії залишається і досі актуальною. Тому подальші теоретичні дослідження цього напрямку дистанційного адаптивного навчання та розробка механізмів для практичного впровадження є надзвичайно важливою задачею.

1 Модель користувача в адаптивній системі

Як засіб адаптивного управління у створеній навчальній системі використовується оверлейна модель студента, в якій враховуються його індивідуальні особливості, а оцінка рівня засвоєних ним знань визначається набором величин, що відповідають навчальним параметрам.

Вказані параметри розраховуються безпосередньо для окремої порції інформації, яка після квантування навчального матеріалу може бути представлена певними первісними поняттями, ключовими словами, аксіомами, означеннями й ін. (окремими квантами).

Отримані результати опрацювання елементарних квантів використовуються для побудови структури навчального матеріалу. Наступний квант видається вже із застосуванням оновленої моделі, корекція якої відбувається на основі порівняння отриманих даних із результатами прогнозування.

Алгоритм, що відповідає за вирішення цієї задачі, включає послідовність декількох етапів, кожен з яких спрямований на засвоєння студентом окремого кванта. Типовий етап складається з трьох головних функціональних компонентів: видача порції теоретичної інформації, яку потрібно засвоїти; виконання вправ для закріплення теорії; надання допомоги студенту при виконанні вправ. Кожен етап складається із скінченої кількості завершених смислових операцій, які передбачають виконання елементарних дій над квантами [2].

Таким чином відбувається адаптація до особливостей окремого студента, що надає системі можливість навчати його з максимальною для нього швидкістю та генерувати кванти знань, які найбільш повно відповідають поточному рівню його знань.

З цією метою та прагненням реалізації адаптивного впливу у навчальних програмах можна використати різні технології. Наприклад, ієрархічну модель дедуктивних запитів, мережі Петрі, потокові схеми Келлера, теорію автоматів [3].

Механізм, що пропонується, представляє модель з використанням елементів теорії графів [4] та квантування знань [5].

2 Параметри управління адаптивною системою

Параметри моделі у навчальній системі розраховуються та задаються для окремого студента, а результати моделювання отримуються не прямим моделюванням (так як у цьому випадку виникає велике навантаження на систему), а використовуються заздалегідь побудовані матриці параметрів та функціональні залежності між різними студентськими ознаками, створені за технологією баз даних.

Дані залежності дають змогу змоделювати матрицю окремого навчального кроку (уроку), за допомогою якої можна визначити подальшу траєкторію навчання студента.

Нехай і-й урок ($i = 1, 2, ..., I$) складається з k ($k = 1,2,...,K_i$) навчальних блоків, кожен з яких може відповідати практичним вправам, завданням, тестам, блоку нового матеріалу в лекційному викладі тощо. Кожен із них передбачає розв'язання певної навчальної задачі, яка характеризується набором квантів $x_t, t = 1,2,...,T$ і набором операцій $y_j,\ j = 1, 2, ..., J$. Взаємозв'язок операцій і квантів задається матрицею $\|e_{jt}\|$, рядки якої відповідають операціям $y_1, y_2, ..., y_J$, а стовпчики – квантам $x_1, x_2, ..., x_T$.

У кожному k-му навчальному блоці рівень засвоєння студентом окремого кванта, що задіяний в уроці y_j, не може бути нижчим, ніж рівень засвоєння даного уроку в цілому блоці, тобто $w_t(k) \geq P_j(k)$, де $w_t(k)$ – оцінка рівня засвоєння кванта x_t, $P_j(k)$ – ймовірність засвоєння уроку j-го типу.

Оскільки при розв'язанні задачі в k-му навчальному блоці один і той самий квант може використовуватися в різних уроках, то для обчислення інтегрованої оцінки рівня засвоєння кванта x_t необхідно врахувати рівень засвоєння відповідних уроків. Таким чином, інтегрована *оцінка рівня засвоєння* $w_t(k)$ кванта x_t за результатами виконання навчальної задачі в k-му навчальному блоці обчислюється за формулою [6]:

$$w_t(k) = \frac{\sum_j e_{jt} \cdot P_j(k)}{\alpha_t},$$

де $\alpha_t = \sum_j e_{jt} \left(t = \overline{1,\ T}\right)$ – кількість операцій з усієї множини уроків Y, в яких використовуються x_t.

За результатами тестування засвоєння і-го уроку обчислюються значення параметрів студентської моделі [3].

1.*Кількість балів*, отриманих за відповідь на і-й тест:

$$S_i = \sum_{j=1}^{L_i} K_{ij} Z_{ij},$$

де S_i – сумарна кількість балів;

K_{ij} – ваговий коефіцієнт j-го питання в і-му тесті;

Z_{ij} = 1, якщо на j-те питання і-го тесту отримана правильна відповідь і Z_{ij} = 0, якщо відповідь неправильна;

L_i – кількість питань в і-му тесті.

2. *Рівень знань* Q кожного студента після завершення вивчення і-го уроку:

$$Q = \frac{S}{N},$$

де N – максимально можлива кількість балів за і-й тест.

3. На вивчення кожного уроку надається так званий найбільш оптимальний час, який дозволений програмою для його засвоєння. Тоді *нормалізоване значення часу* (t_n) обчислюють із співвідношення:

$$t_n = \frac{t}{T},$$

де t – час, витрачений студентом на проходження заняття, T – найбільш оптимальний дозволений час. Значення часу t_n можна розбити на інтервали, від діапазону якого залежить ступінь підготовленості студента.

4. *Швидкість проходження* (τ) тесту – це зважена сума відношень затраченого часу (t) до максимально дозволеного часу (T) та номера цієї спроби і до кількості дозволених спроб (f):

$$\tau = (1-a)\frac{t}{T} - a(\frac{i}{f}),$$

де коефіцієнт $a = \frac{f}{f+1}$, який не залежить від часу T.

5. *Ступінь засвоєння матеріалу* (R) – це відношення одержаної за тест оцінки (q) до максимально можливої оцінки (l):

$$R = \frac{q}{l}.$$

Коли засвоєні знання перевіряються виконанням певних завдань, то ступінь засвоєння – це частка правильних відповідей (правильного виконання операцій) у завданнях нової теми.

6. *Якість засвоєння заняття* (μ) – це зважена сума середнього ступеня засвоєння (Z) матеріалу заняття та швидкості проходження заняття τ^n (будемо вважати, що ці параметри мають однаковий вплив на якість засвоєння):

$$\mu = \frac{R + \tau^n}{2},$$

де R – найімовірніша ступінь засвоєння;

τ^n – найімовірніша швидкість проходження.

3 Постановка задачі адаптивного навчання

Числові значення описаних вище параметрів, характеризуючи результати опрацювання окремим студентом елементарних квантів, використовуються для побудови квантових структур вищих рівнів складності (число, вектор, матриця), які застосовуються в методі квантування знань під назвою «термінальні кванти» [5]. Застосування до подібних структур операторів суперпозиції та конкатенації дає можливість представляти їх в предикатно-аналітичній і векторній формах. Під час побудови навчальної траєкторії вони дозволяють створювати та опрацьовувати окремі елементи матриці уроку.

Загальна задача організації адаптації формулюється наступним чином. Нехай задані:

– кількість і зміст навчального матеріалу, яким повинен оволодіти студент після проходження цілого курсу;

– кількість n (вказаних вище) параметрів студента, які будемо брати до уваги при організації адаптації, кожен з яких характеризується m-можливими значеннями;

– кількість уроків та тем, з яких складається весь навчальний курс.

Навчальна траєкторія студента при вивченні даного навчального курсу будується за допомогою розроблених засобів алгебри кінцевих предикатів та алгоритмічних операторів індуктивного виведення. У методі квантування знань постановка подібної задачі трактується наступним чином: спираючись на попередньо сформовану базу квантів знань (БкЗ), що являє собою опис характеристик досліджуваного об’єкта, необхідно побудувати для нього так звану цільову характеристику. При цьому під цільовою характеристикою розуміють певну ознаку класифікації або параметр ідентифікації, що відповідає поставленій цілі. Зокрема, під час адаптивного навчання під цільовою характеристикою будемо розуміти деякий параметр λ, від значення якого залежить наступний крок навчання студента: повернення на попередній урок, повторне тестування чи перехід до вивчення наступної теми.

Дана задача зводиться до розробки математичної моделі навчання студента, яка б забезпечувала:

– формальне представлення навчальної траєкторії у вигляді графа, якому була б властива порядкова функція [7];

– формування і представлення сценарних прикладів навчальних знань;

– реалізацію етапів навчання, використовуючи квантове представлення (число, вектор, матриця);

– верифікацію побудованої моделі з метою визначення навчального ефекту та виявлення недоліків.

Введемо наступні позначення:

нехай P_1 – числове значення, яке визначає рівень знань студента після проходження тесту;

P_2 – час проходження тесту;

P_3 – ступінь засвоєння;

P_4 – швидкість проходження;

P_5 – якість засвоєння заняття.

Для створення ефективної навчальної системи використовується метод побудови навчальних різнорівневих алгоритмічних квантів знань (μРАКЗ), як моделей логічних міркувань від посилань до наслідків [5].

Адаптивний навчальний процес із застосуванням цього методу здійснюється за початковою таблицею ознак (ТО), основу якої складають результати P_i опрацювання студентом елементарних квантів під час вступного тестування, та за наперед складеними

сценарними прикладами навчальних знань (СПНЗ). Математичним базисом слугують теореми, формулювання і доведення яких забезпечує індуктивну побудову бази навчальних квантів знань (μk -знань) зі всіма можливими логічними зв'язками між структурними одиницями.

Фактично процес навчання із застосуванням ТО та СПНЗ зводиться до динамічної послідовної побудови графу G = (Е,Г), кожна вершина якого відповідає окремому уроку, а ребра – відношенням між уроками.

4 Навчальні етапи та категорії адаптивного уроку

Кожен урок адаптивної системи розбивається на два етапи: неформальний і формальний.

На першому кроці неформального етапу здійснюється ґрунтовний аналіз навчальних характеристик студента, що входять в початкову таблицю. Сюди включають також формування сценарних прикладів, які складають основу адаптивного механізму побудови навчальної траєкторії.

На другому кроці відбувається підготовка вхідних даних для алгоритму навчання, які будуть представлені матрицею, кожен рядок якої містить інформацію про числові значення параметрів P_i, отриманих за результатами відповідей на k -те питання N_j -тесту.

На формальному етапі відбувається машинна обробка сформованої на попередньому етапі матриці за допомогою алгоритму навчання.

Даний алгоритм, задаючи порядок вивчення окремих квантів, забезпечує при цьому виконання наступних режимів:

– режим «перенавчання» (R_1) – у випадку, коли студент отримав незадовільні результати тесту. В такій ситуації виникає необхідність застосування нових СПНЗ з повною або частковою зміною цільових характеристик: навчальний процес повертається на початок уроку, з можливим поглибленим поданням теоретичного матеріалу (наприклад, наповненням теорії наочними прикладами, схемами, малюнками, презентаціями тощо) і повторним підсумковим тестуванням;

– режим «донавчання» (R_2) – виникає в ситуації, коли результати тестування не достатньо високі. В цьому випадку необхідно розширити чи поновити вихідні СПНЗ додатковими навчальними прикладами, тобто можна запропонувати студенту повторно вивчити даний урок, надати йому практичні поради чи методичні рекомендації та провести повторне тестування;

– режим «навчання» (R_3) – якщо результати виконання тестування позитивні. Даний режим передбачає перенаправлення індивідуальної навчальної траєкторії студента на наступний урок або до заключного контрольного тестування.

Кожен з розглянутих режимів можна розбити на менші структурні компоненти – навчальні операції (категорії) (рис. 1), кожна з яких детальніше визначає подальший напрямок навчальної траєкторії.

Введемо наступні навчальні категорії:

G_1 – поглиблене вивчення уроку;

G_2 – повторне вивчення матеріалу;

G_3 – повторне тестування;

G_4 – закріплення теорії практичними завданнями;

G_5 – зміна типу представлення матеріалу (текст, таблиці, схеми, малюнки);

G_6 – консультативна допомога (практичні поради, методичні рекомендації, контекстні підказки);

G_7 – перехід до вивчення наступного уроку.

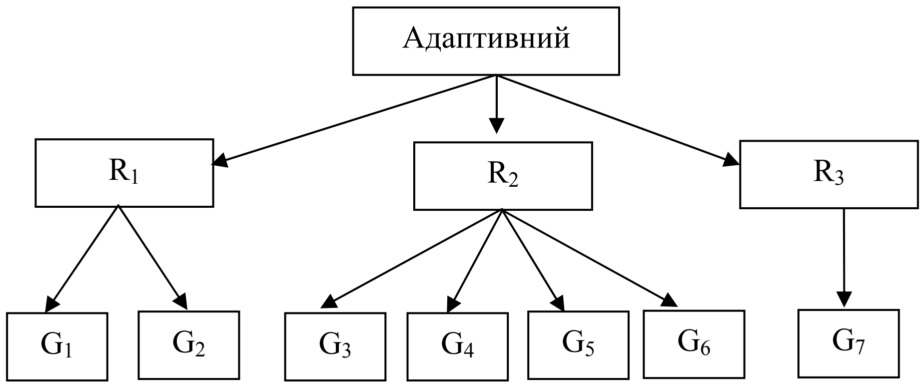


Рисунок 1 – Структура адаптивного уроку

5 Формування сценарних прикладів

Початковим етапом побудови навчальної програми є формування сценарних прикладів навчальних знань, тобто СПНЗ за формулою: «ЯКЩО умова, ТО дія» ($A \Rightarrow B$). Дані приклади являють собою добре продумані розробником причинно-наслідкові зв'язки між окремими уроками та результатами опрацювання квантів, починаючи від вступного уроку, проміжних, з можливим поверненням на попередній, і заключного уроку, за результатами якого формується підсумкова оцінка засвоєного рівня знань студентом.

Для створення навчального прикладу необхідний детальний аналіз уроку, який полягає у його розбитті на окремі блоки. При цьому враховуються всі можливі сценарії розвитку навчального процесу, так як результати відповідей студента залежать від багатьох чинників (початковий рівень знань, індивідуальні особливості, психологічний стан). Цей процес вимагає врахування впливу різного роду факторів та дослідження зв'язків між ними.

Наведемо зразок створення сценарного прикладу:

Таблиця 1 – Сценарний приклад

ЯКЩО					ТО
P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	R_1
С	С	В	Н	В	$R_1 \to 0.1$
С	В	С	С	С	$R_1 \to 0.2$
Н	В	С	Н	С	$R_1 \to 0.4$
Н	С	С	С	С	$R_1 \to 0.7$
Н	С	С	Н	Н	$R_1 \to 0.9$
Н	В	С	С	Н	$R_1 \to 1.0$

де $P_1,...,P_5$ – параметри оцінки засвоєння знань студентом; R_1 – режим перенавчання; В; С; Н – відповідно високий, середній, низький – значення параметрів P_i.

Даному сценарному прикладу відповідає наступний квант 2-го рівня [5]:

$$vk_2R_1 = \begin{bmatrix} P_1|C:P_2|C:P_3|B:P_4|H:P_5|B:R_1(\to)=0.1 \\ P_1|C:P_2|B:P_3|C:P_4|C:P_5|C:R_1(\to)=0.2 \\ P_1|H:P_2|B:P_3|C:P_4|H:P_5|C:R_1(\to)=0.4 \\ P_1|H:P_2|C:P_3|C:P_4|C:P_5|C:R_1(\to)=0.7 \\ P_1|H:P_2|C:P_3|C:P_4|H:P_5|H:R_1(\to)=0.9 \\ P_1|H:P_2|B:P_3|C:P_4|C:P_5|H:R_1(\to)=1.0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

Аналогічно будуються сценарні приклади та термінальні кванти для навчальних режимів R_2, R_3.

У квантовому методі кожен з рядків (1) може бути представлений продукційним записом вигляду:

$$\left(P_i \mid \varphi(P_i) \wedge (\vee) P_j \mid \varphi(P_j)\right) \to R_k \mid \varphi(R_k); \;\; \varphi((e_i \wedge (\vee) e_j) \to R_k) = \delta; (\delta = 0..1); \quad (2)$$

де P_i – позначення і-ї характеристики;

$\varphi(P_i)$ – числове значення показника достовірності (ПД) і-ї характеристики;

R_k – k-й наслідок імплікації;

$\varphi(R_k)$ – числове значення ПД k-го наслідку;

$\varphi((e_i \wedge (\vee) e_j))$ – позначення антецеденту імплікації e_i та e_j подій;

δ – числове значення ПД імплікації.

Продукційні рядки вигляду (2) використовують для створення матриці уроку (МУ), яка буде служити вхідною інформацією для алгоритму навчання.

Представимо МУ квадратною матрицею, рядки і стовпці якої позначимо через імена характеристик студента P_i та назви режимів R_j відповідно. Клітинку матриці на перетині і-го рядка j-го стовпчика будемо заповнювати для кожного продукційного рядка так, щоб j-му стовпчику відповідав наслідок, а і-му рядку – посилання з відповідними іменами. Якщо наслідок в j-му стовпчику залежить від логічної комбінації декількох посилань, розміщених в і-му, (і+1)-му, (і+2)-му, і (і+к)-му рядках, то в клітинках на перетині цих рядків із j-м стовпчиком вказуємо логічний зв'язок (І, АБО, НІ) і числове значення ПД φ_i^j (табл. 2).

Якщо наслідок в j-му стовпчику залежить від логічно незалежних один від одного посилань-рядків, то відповідна клітинка на перетині з j-м стовпчиком заповнюється аналогічною інформацією, але без логічних зв'язків.

Наведемо фрагмент побудови матриці уроку для режиму R_2:

Таблиця 2 – Приклад фрагмента матриці уроку

	R_{2_1}	...	R_{2_i}	...	R_{2_k}
P_1	...	...	$\frac{I \quad .6}{.2; \;\to\; .4}$	...	...
P_2	...	...	$\frac{I \quad .6}{.9; \;\to\; .4}$	...	...
P_3	...	...	$\frac{АБО \quad .6}{.1; \;\to\; .4}$	...	...
P_4	...	...	$\frac{I \quad .6}{.8; \;\to\; .4}$	...	...
P_5	...	...	$\frac{IНЕ \quad .6}{1.0; \;\to\; .4}$	...	...

Фрагменту, розглянутому в табл. 2, відповідає продукційний рядок вигляду:

$$(P_1 \mid .2 \wedge P_2 \mid .9 \wedge P_4 \mid .8 \wedge \overline{P_5} \mid 1.0 \vee P_3 \mid .1) \to R_{2_i} \mid .6\,;$$

$$\varphi((P_1 \wedge P_2 \wedge P_4 \wedge \overline{P_5} \vee P_3) \rightarrow R_{2_i}) = 0.4 \ , \qquad (3)$$

який трактується наступним чином: «наслідок R_{2_i} з показником достовірності (ПД) $\varphi(R_{2_i}) = .6$ (про що вказує значення 0.6 над горизонтальною лінією у всіх заповнених клітинках стовпчика R_{2_i}) залежить від посилання P_1 з ПД $\varphi(P_1) = .2$ і посилання P_2 з ПД $\varphi(P_2) = .9$ і посилання P_4 з ПД $\varphi(P_4) = .8$ і від повної відсутності посилання P_5 (так як $\varphi(P_5) = 1.0$) АБО від P_3 з ПД $\varphi(P_3) = .1$ при заданій ймовірності імплікації подій $\varphi(\rightarrow R_{2_i}) = 0.4$ (оскільки значення 0.4 знаходиться у всіх заповнених клітинках під горизонтальною лінією)».

Матриця уроку, побудована з продукційних рядків вигляду (3), служить зручною структурою даних для алгоритму Демукрона [7], за допомогою якого визначають рівні порядкової функції, які використовують при пошуку вершин графу $G = (E, \Gamma)$.

Нехай $P = (P_1,...,P_n)$ – вектор, що описує значення, які отримав студент після проходження k-го тесту, що відповідає j-му уроку. Дані показники будуть служити вхідними даними для алгоритму адаптації, робота якого буде полягати в попарному зіставленні обчислених значень з квантовими структурами вигляду (1).

Керуючись значеннями P_i, адаптивна система видасть результат У, який буде визначати ймовірність перенаправлення навчального процесу на один із режимів R_1, R_2, R_3.

6 Функції булевої алгебри для оцінки μk-знань

Використання функцій булевої алгебри значно спрощує проведення обчислень та опрацювання квантових структур вигляду (1).

Нехай деяка подія e:= «рівень знань студента S після вивчення і-го уроку описується ознакою Р» наступає з ймовірністю $\varphi(e) = \alpha$, а подія c:= «якщо S володіє ознакою Р, то S відноситься до категорії А» наступає з ймовірністю $\varphi(e \rightarrow c) = \beta$, яка називається ймовірністю імплікації. Тоді ймовірність $\varphi(e \wedge c)$ одночасного існування подій *e* і *c* (як однієї події *z*) визначається співвідношенням:

$$\varphi(z) = \varphi(e \wedge c) = \varphi(e) \cdot \varphi(e \rightarrow c) = \alpha \cdot \beta .$$

Для практичних розрахунків тотожних перетворень у співвідношеннях, що оперують квантовими подіями, доцільно використати ортогональну диз'юнктивну нормальну форму (ОДНФ) [5]. Це дає можливість розрахувати ПД підстановкою в ОДНФ замість змінних їх ПД і заміною операції логічного «АБО» математичним «+», а логічного «І» – математичним «*».

Крім того, відомо, що в ОДНФ всі елементарні кон'юнкції попарно ортогональні, тобто мають характеристичні інтервали в булевому просторі, що не перетинаються. Наприклад, звичайній диз'юнктивній нормальній формі (ДНФ) $\alpha 1 \cdot \beta 1 \vee \alpha 2 \cdot \beta 2$ відповідає еквівалентна їй ОДНФ:

$$\alpha 1 \cdot \beta 1 \vee \overline{(\alpha 1 \cdot \beta 1)} \cdot \alpha 2 \cdot \beta 2 = \alpha 1 \cdot \beta 1 \vee \overline{\alpha 1} \cdot \alpha 2 \cdot \beta 2 \vee \overline{\beta 1} \cdot \alpha 2 \cdot \beta 2 \, , \qquad (4)$$

яка описує статистично незалежні події по відношенню до вихідної ДНФ.

Приклад. Навчальна ситуація описується наступними значеннями: $\varphi(P_1)=0,2$; $\varphi(P_2)=0,7$; $\varphi(P_1 \to R_1)=0,9$; $\varphi(P_2 \to R_1)=0,8$, яким відповідає така подія z1: «якщо студент S знаходиться в ситуації P_1 або в ситуації P_2, то може відбутися подія R_1». Тоді ймовірність λ того, що подія z1 відбудеться (після відповідних підстановок даних і заміни логічних операцій «$\wedge$» і «$\vee$» арифметичними «$\cdot$» і «$+$») буде дорівнювати:

$$\lambda = \varphi(z1) = 0,2 \cdot 0,9 + (1-0,2)\cdot 0,7 \cdot 0,8 + (1-0,9)\cdot 0,7 \cdot 0,8 = 0,684 \approx 0,68 .$$

Подібним чином можна обчислити будь-які ймовірності при відомих вхідних значеннях характеристик та логічних зв’язках між ними.

Використання форми ОДНФ також є доцільною при обробці інформації у μ-квантах всіх рівнів, оскільки логічно зв’язані компоненти в домені підпорядковані закону диз’юнкції ($\vee$), а зв’язок між окремими доменами – закону кон’юнкції ($\wedge$). Це дає змогу швидко обчислити відповідні (ПД) μk -знань.

7 Алгоритм навчання

Вхід: вихідні СПНЗ у формі матриці уроку розміру ($m \times n$).

Вихід: файл у формі графу $G=(E,\Gamma)$ із знайденою множиною ребер, що відповідають відповідним рівням $N_1,...N_k$, кожен з яких є вхідним, проміжним або заключним уроками.

Кроки алгоритму.

1. Організація діалогу навчальної програми з розробниками з метою формування квантів навчального контенту, продукційних рядків СПНЗ у вигляді фрагментів МУ, набору тестових запитань та розробка функціонування навчальних категорій $G_1,...,G_7$.
2. Вивчення студентом *i*-го уроку та обчислення результатів його засвоєння.
3. За результатами проходження k-го тесту, що відповідає і-му уроку, формуємо $P=(P_1,...,P_n)$ – вектор параметрів засвоєних знань.
4. Перевірка на збіг вмістимого вектора Р з вмістимим продукційних рядків МУ.
5. В залежності від виконання умови п. 4 перенаправлення роботи програми на режим R_1, R_2 чи R_3.
6. При досягненні заключного уроку, результати якого будуть відображати підсумковий рівень засвоєння знань вивченої теми, формується файл навчальної логічної структури $G=(E,\Gamma)$ у форматі скоректованої МУ, а також файлів, що відображають результати роботи студента на початковому, проміжних та заключному уроках.
7. Кінець.

8 Блок-схема

Для побудови блок-схеми (рис. 2) використаємо наступні позначення:

R_1, R_2, R_3 – режими управління навчальною траєкторією;

$G_1,...,G_7$ – навчальні категорії;

λ – числове значення імплікації, що відповідає ймовірності засвоєння і-го уроку;

БμkЗ – база μк-знань;

СПНЗ – сценарні приклади навчальних знань.

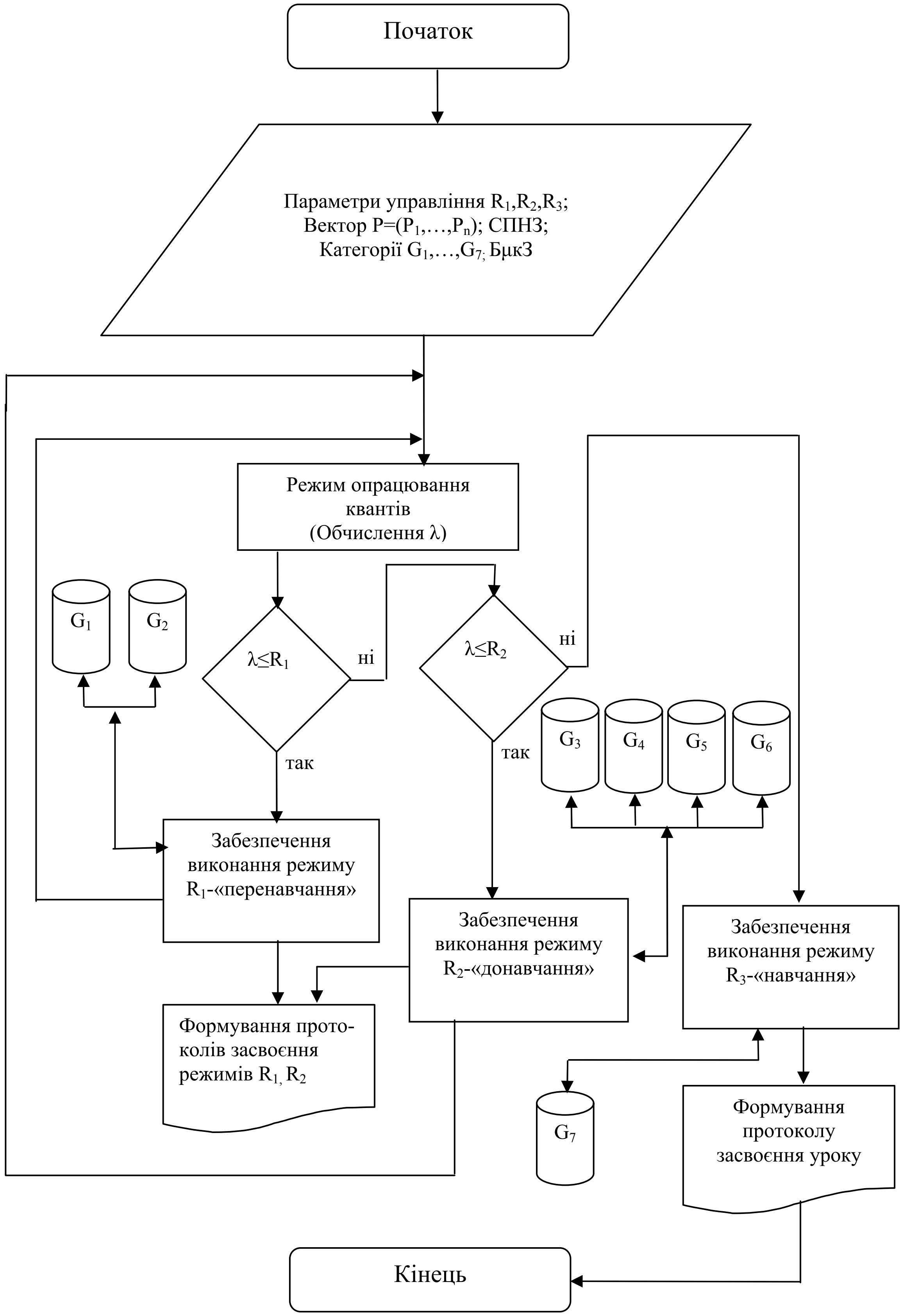


Рисунок 2 – Блок-схема адаптивного уроку

Висновки

Реалізація алгоритму застосування запропонованого інтелектуального механізму дозволяє побудувати індивідуальну навчальну траєкторію в адаптивних системах дистанційного навчання. При цьому тому, хто навчається, системою забезпечується видача порції теоретичних знань, виконання вправ для закріплення теорії, надання допомоги при виконанні вправ, відповідно до попередньо визначених параметрів студентської моделі. Врахування параметрів студентської моделі, таких, як рівень знань, швидкість проходження тесту, час проходження та інших, дозволяє організувати проведення навчального процесу із максимальною швидкістю для того, хто навчається, та генерування квантів знань, які найбільш повно відповідають індивідуальним особливостям.

Література

1. Богомолов В.А. Обзор бесплатных систем управления обучением / В.А. Богомолов // Educational Technology & Society. – 2007. – V. 10, № 3. – С. 439-459.
2. Федорук П.І. Використання інтелектуальних агентів для інтенсифікації процесу навчання / П.І. Федорук // Искусственный интеллект. – 2004. – № 3. – С. 379-384.
3. Федорук П.І. Адаптивна система дистанційного навчання та контролю знань на базі інтелектуальних інтернет-технологій / Федорук П.І. – Івано-Франківськ : Видавництво «Плай» ЦІТу Прикарпатського національного університету імені Василя Стефаника, 2008. – 326 с.
4. Вальковский В.А. Распараллеливание алгоритмов и программ. Структурный подход / Вальковский В.А. – М. : Радио и связь, 1989. – 176 с.
5. Сироджа И.Б. Квантовые модели и методы искусственного интеллекта для принятия решений и управления / Сироджа И.Б. – К. : Наук. думка, 2002. – 427 с.
6. Ildar Galeev, Larissa Tararina and Oleg Kolosov, «Adaptation on the basis of the skills overlay model», in Kinshuk, Chee-Kit Looi, Erkki Sutinen, Demetrios Sampson, Iganacio Aedo, Lorna Uden and Esko Kähkönen (ed): Proceedings of 4th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT’2004), Joensuu, Finland, August 30 – September 1, 2004. – P. 648-650.
7. Кофман А. Введение в прикладную комбинаторику / Кофман А. – М. : Наука, 1975 – 480 с.

П.И. Федорук, Н.В. Пікуляк, М.С. Дутчак

Интеллектуальный механизм построения индивидуальной учебной траектории в адаптивной системе дистанционного обучения

В статье описан интеллектуальный механизм построения индивидуальной учебной траектории в адаптивных системах дистанционного обучения и контроля знаний, который базируется на модели, в основе которой лежат элементы теории графов и квантования знаний. Разработанный механизм позволяет организовать процесс обучения в соответствии с уровнем знаний, скорости прохождения, качества усвоения учебного материала и других индивидуальных параметров обучающихся.

P.I. Fedoruk, M.V. Pikulyak, M.S. Dutchak

Intellectual Mechanism of Individual Learning Trajectory Construction in Adaptive Systems of Distance Learning

Annotation: The article reveals the intellectual mechanism of individual learning trajectory construction in adaptive systems of distance learning and knowledge control which is based on the model, the basis of which consist of graph theories and knowledge quantification. The use of the developed mechanism makes it possible to organize the process of learning in accordance with the knowledge level, speed of task fulfilling, quality of learning material mastering and other individual parameters of learners.

Стаття надійшла до редакції 29.06.2010.